

國立清華大學
工業工程與工程管理學系

智慧化企業整合
Project 2

採用 NLP 系統進行
Grill 9 牛排館評論分辨系統

第四組

110034852 歐俊言

110034542 林怡萱

111034549 沈東君

111034587 黃子恒

指導教授：邱銘傳 教授

中華民國 112 年 06 月 16 日

摘要

在餐廳的評論中總會有充滿讚賞的評論與附有改善建議的評論，但評論大多都只按照評論的時間先後進行排列，無法讓檢視者直接選擇自身想觀看的相關評論，而後台的管理者在檢視評論時，也只能看到全部的評論，無法選擇先觀看那些評論，故若能透過 NLP (Natural Language Processing) 系統進行評論的辨識，將評論進行分類，讓檢視者可以選擇看到自身想了解的評論，勢必可以減少檢視者瀏覽評論的時間，也可以在短時間內查詢到附有改善建議的評論，以盡快進行餐廳的改善。

關鍵字：評論辨識、NLP (Natural Language Processing)、餐廳評論

目錄

一、背景介紹與問題討論	1
1.1 背景介紹.....	1
1.2 問題描述.....	1
二、模型介紹.....	2
2.1 Linear	2
2.2 LSTM.....	2
2.3 BERT.....	3
三、模型建立.....	4
3.1 資料集.....	4
3.2 資料前處理.....	4
3.3 模型參數調整及結果評估	5
3.3.1 Linear.....	5
3.3.2 LSTM.....	5
3.3.3 BERT	6
四、未來展望.....	7
五、參考文獻.....	7

圖目錄

圖 1、Linear 模型示意圖	2
圖 2、LSTM 模型示意圖[1]	3
圖 3、BERT 模型示意圖[1]	3
圖 4、Linear 初步模型結果	5
圖 5、Linear 最終模型結果	5
圖 6、LSTM 初步模型結果	6
圖 7、LSTM 最終模型結果	6
圖 8、BERT 模型結果	6

一、背景介紹與問題討論

1.1 背景介紹

在工業 4.0 以及人工智慧的浪潮下，各行各業都會透過人工智慧的協助來增加自身效率甚至是提升自身能力。在製造業當中加入人工智慧，可以透過其優點來降低人力的需求，將一再重複的工作透過人工智慧的方式來協助完成，亦可提升生產效率，降低人工的錯誤率以提升產品良率等優點；而在服務業中，利用人工智慧可以協助外場人員來服務顧客，亦可以在網頁獲釋後台管理處加上人工智慧，以協助網路管理者及其內部人員可在更短的時間內管理其公司內部事項，提升整體工作效率。

而本文將以牛排館 Grill 9 作為評估對象，Grill 9 座落於新竹市東區長春街的巷弄中，主打地中海科西嘉島風煎烤排餐料理，搭配主廚特製自助吧，希望透過主廚的手藝，讓所有顧客在用餐完畢後，都能吃到主廚對於每道料理的用心，並心滿意足的離開。

1.2 問題描述

Grill 9 的顧客可以透過網路進行訂位，亦可在網路評論區輸入姓名及 E-mail 等內容，留下對餐廳的讚美及改善建議。不論是餐廳管理者或是顧客都可以看到任何人對餐廳的評價，但評價若未分類將可能會造成顧客在觀看相關的評論時，無法在短時間內查詢到自身想要了解的內容，而餐廳管理者亦無法在短時間直接查詢到附有改善建議的評價，以盡快了解到顧客內心的想法，提出改善方案。有鑑於此，本文於期末報告提出一項解決方案：利用深度學習模型快速分類每則評論，區分其為正面或負面評論，以利檢視者可以在短時間內直接觀看其欲查詢的相關評論。以下會透過 5W1H 的方式，分析現況問題。

- What：評論區的評論及其內容。
- Who：餐廳業者。
- Where：網頁評論區。
- When：業者想要針對評論進行改進時。
- Why：業者逐一查看評論太過耗時。
- How：利用深度學習模型進行評論分類。

二、模型介紹

本文將採用 3 種模型進行測試，包含：Linear、LSTM 及 BERT，下列小節將逐一針對各項模型進行說明比對。

2.1 Linear

Linear 即為線性回歸，為深度學習中最常見之預測模型，其變數具有幾項特性，如：不具備指數、不在絕對值中、不在函數中等，圖 1 所示為其模型示意圖，Linear 即透過尋找多組自變數(independent variable)和應變數(dependent variable)建立回歸模型。

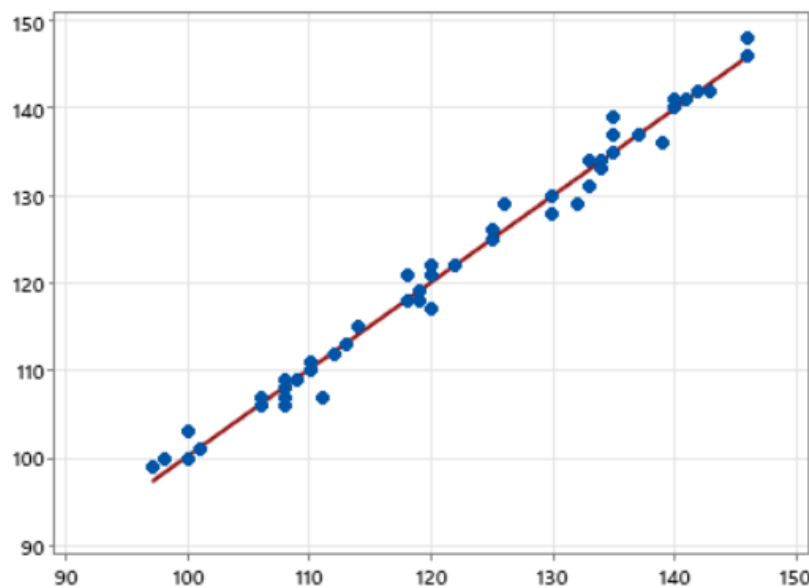


圖 1、Linear 模型示意圖

2.2 LSTM

LSTM (Long Short-Term memory)又稱為長短期記憶模型，屬於遞迴神經網路(Recurrent Neural Network, RNN)的一種模型，其主要目的為解決 RNN 會有梯度消失等問題，可有效克服在較常序列訓練過程中無法充分發揮表現的疑慮。LSTM 主要由四個元件組成，包含：Input Gate、Output Gate、Memory Cell 及 Forget Gate，如圖 2 所示，其各自功能如下所述。

- Input Gate：決定輸入值是否納入計算。
- Memory Cell：儲存現階段輸入值，並評估後續是否使用。
- Output Gate：決定輸入值是否輸出以進行計算。
- Forget Gate：確認是否清除 Memory Cell 數值。

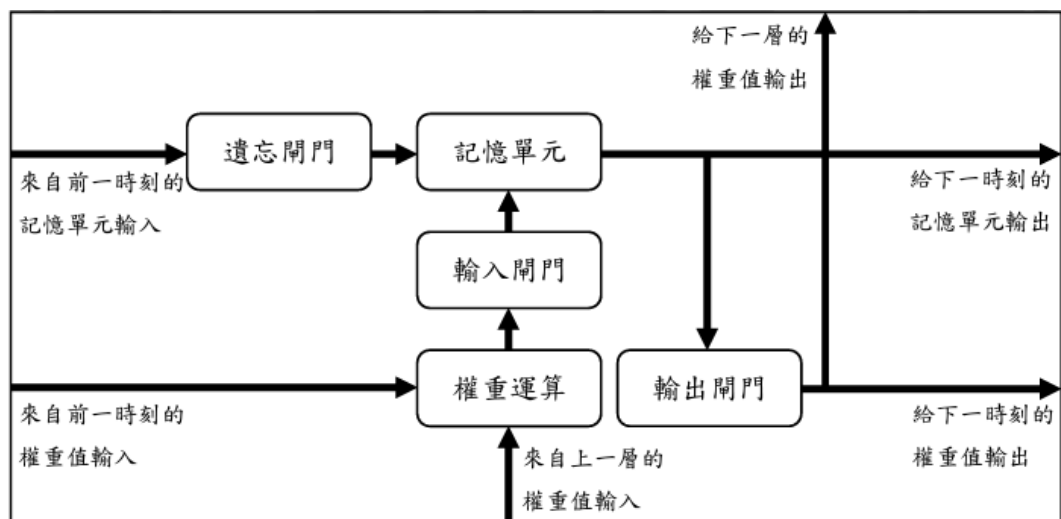


圖 2、LSTM 模型示意圖[1]

2.3 BERT

Bert (Bidirectional Encoder Representation from Transformers)是由美國 Google 公司於 2018 年提出的一種自然語言處理(NLP)模型，其可將輸入資料分為三個向量進行呈現，包含：文字內容、文字所屬段落及位置等，詳如圖 3 所示[1]、[2]。其中，bidirectional 即代表雙向標記原理，可將輸入值由前至後及後至前進行雙向編碼，也正因為雙向均納入考慮，故在不同情境中可避免發生識別錯誤的問題。

而依據 Google AI 團隊釋出的預訓練模型資料，訓練方式共可分為兩個部分：(1)預測屏蔽字詞、(2)預測下段句子。在第一部分，將隨機屏蔽 15%的訓練資料，其中 80%將以標籤取代目標字詞、10%替換為隨機任意字詞、10%保持字詞不變；在第二部分，2 段句子則會透過標註「IsNext」或「NotNext」等標籤以判別是否為下一句[1]、[2]。

輸入文字	[CLS]	第	一	段	文	字	[SEP]	第	二	段	文	字	[SEP]
內容向量	數值[CLS]	數值 ₁	數值 ₂	數值 ₃	數值 ₄	數值 ₅	數值[SEP]	數值 ₈	數值 ₉	數值 ₁₀	數值 ₁₁	數值 ₁₂	數值[SEP]
區段向量	數值 _A	數值 _A	數值 _A	數值 _A	數值 _A	數值 _A	數值 _A	數值 _B	數值 _B	數值 _B	數值 _B	數值 _B	數值 _B
位置向量	數值 ₀	數值 ₁	數值 ₂	數值 ₃	數值 ₄	數值 ₅	數值 ₆	數值 ₇	數值 ₈	數值 ₉	數值 ₁₀	數值 ₁₁	數值 ₁₂

圖 3、BERT 模型示意圖[1]

三、模型建立

本文將會利用上述介紹的三種模型(Linear、LSTM 及 BERT)來做此次期末報告的模型使用。以下會分成資料集、資料前處理、模型參數調整及結果比較來說明。

3.1 資料集

雖然此次主題是餐廳評價好壞，但是因為中文餐廳評論的資料集非常稀少，故經過討論，我們決定用一旅館評論資料集，該資料集包括 50,000 則全台旅館之評論，包含 25,000 則正面評論及 25,000 則負面評論。

本文把該資料集切成訓練集、驗證集及測試集，訓練集包含 24,000 則評論(12,000 則正面評論、12,000 則負面評論)，驗證集包含 1,000 則評論(1,000 則正面評論、1,000 則負面評論)，測試集包含 25,000 則評論(12,500 則正面評論、12,500 則負面評論)。

3.2 資料前處理

文字探勘任務有許多前處理方法，此節會介紹該期末報告我們利用的資料前處理方法，以下為步驟說明。

- (1) 空格取代換行
- (2) 空格取代非中文字：非中文字包括英文字、標點符號等。
- (3) 移除單一一個字：針對一個字左右兩邊都是空格的情況，會直接移除該字。
- (4) 空格取代很多空格
- (5) 斷詞：利用 jieba 函式庫，自動針對每個句子做斷詞，不是斷字。
- (6) 把斷詞過後為空格的刪除
- (7) 轉換成數值型資料：把每句句子的斷詞利用 Label-encoder 的方式轉換成數值型資料。
- (8) 填滿至相同長度：把每一則長度超過設定之最大句子長度之評論刪除超出之部分，把每一則少於設定長度之評論填充(補 0)至設定長度。

3.3 模型參數調整及結果評估

3.3.1 Linear

在此模型，我們會針對三種超參數進行調整(Epoch、Optimizer 及 Layer)，以求最佳解。首先，我們先固定 Epoch 及 Optimizer，去探討幾層 Layer 可以得到較佳模型。結果如圖 4 所示。我們發現 Adam 整體比 Adagrad 佳，又以 4 層 Layer 可得較佳解，故我們固定 Optimizer 為 Adam 及 Layer 為 4 層，調整 Epoch，以求最佳解。結果如圖 5 所示。於 Epoch 為 20 時，此模型可得最佳解。

Layer	Result	Layer	Result
2	0.612	2	0.541
3	0.722	3	0.64
4	0.759	4	0.575
5	0.582	5	0.551

圖 4、Linear 初步模型結果

Epoch	Result
16	0.501
18	0.65
20	0.759
22	0.6974
24	0.599

圖 5、Linear 最終模型結果

3.3.2 LSTM

在此模型，我們會針對三種超參數進行調整(Epoch、Bidirectional 及 Layer)，以求最佳解。首先，我們先固定 Epoch 及 Bidirectional，去探討幾層 Layer 可以得到較佳模型。結果如圖 6 所示。我們發現 Bidirectional 為 True 整體比 Bidirectional 為 False 佳，又以 3 層 Layer 可得較佳解，故我們固定 Bidirectional 為 True 及 Layer 為 3 層，調整 Epoch，以求最佳解。結果如圖 7 所示。於 Epoch 為 6 時，此模型可得最佳解。

Layer	Result	Layer	Result
1	0.871	1	0.722
2	0.885	2	0.682
3	0.891	3	0.7
4	0.883	4	0.713
5	0.887	5	0.7

圖 6、LSTM 初步模型結果

epoch	Result
1	0.76
2	0.842
3	0.876
4	0.886
5	0.891
6	0.892
7	0.887
8	0.875

圖 7、LSTM 最終模型結果

3.3.3 BERT

在此模型，我們會針對兩種超參數進行調整(Epoch 及 Optimizer)，以求最佳解。首先，參考文獻，得知 BERT 模型一般只要處理 2 至 3 個 epoch 即可，因為此模型的結構主要是針對語言處理建構，此外，此模型非常複雜，參數非常多，故只要經過 2 至 3 次 epoch，即可得最佳解。結果如圖 8 所示，於 epoch 為 1 及 Optimizer 為 Adam 時，可得最佳解。

		Optimizer	
Epoch		Adam	Adagrad
	1	0.963	0.956
	2	0.958	0.956
	3	0.958	0.958

圖 8、BERT 模型結果

四、未來展望

針對這次改善的結果，進行成果、限制、適用性及未來發展的討論。

- ◆ 成果：本次期末報告利用深度學習模型對各評論進行正、反面分類，大大節省業者為了改進餐廳查看評論之時間。
- ◆ 限制：此次深度學習模型只能應用在中文評論，對英文評論需另行創建模型。
- ◆ 適用性：本次的專案可適用於所有服務業業者，包括餐飲業、服飾業、電影娛樂業等。
- ◆ 未來發展：可結合英文或其他語言相關評論模型，針對不同語言評論都可進行正、反面分類。找尋相關資料集，讓模型更加準確。

五、參考文獻

[1] 真的假的?! BERT 你怎麼說?. 2021. PhD Thesis.

[2] Devlin, Jacob, et al. "Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding." arXiv preprint arXiv:1810.04805 (2018).